

## **PERBANDINGAN ANALISA IMAGE WAJAH DIGITAL MENGUNAKAN METODE COSINUS PAKET (CPT) DAN METODE WAVELET (DWT)**

**Suparti dan Farikhin**

Jurusan Matematika FMIPA Undip

### **Abstrak**

Dalam perkembangan IPTEK seringkali dilakukan pengiriman image melalui suatu media misalnya satelit. Dalam proses pengiriman image ini seringkali mengalami noise (gangguan) yang mengakibatkan image yang diterima menjadi tidak jelas (kabur). Untuk mendapatkan image yang mirip dengan aslinya maka gangguan ini harus dihilangkan (denoising). Dalam analisa image, dapat ditentukan image terbaik dengan menghilangkan gangguan. Analisa image ini dapat dilakukan dengan metode cosinus Fourier (DCT) yang kemudian dikembangkan dalam metode cosinus paket (CPT) maupun dengan metode wavelet (DWT) yang kemudian dikembangkan menjadi metode wavelet paket (WPT). Kebaikan dalam analisa dapat dilihat dari besar kecilnya penyimpangan yang terjadi. Semakin kecil penyimpangannya semakin baik analisa imagenya. Salah satu ukuran untuk menentukan besar penyimpangan adalah dengan menentukan besar MSE (Mean Squared Error).

Dalam penelitian ini dilakukan perbandingan analisa image wajah digital menggunakan metode cosinus paket (CPT) dan metode wavelet (DWT) dengan tujuan menentukan image wajah terbaik menggunakan metode CPT dan DWT serta menentukan metode yang lebih efektif. Penelitian ini merupakan kajian literatur yang dikembangkan dengan simulasi menggunakan software S+Wavelets. Dalam analisa image wajah digital metode DWT lebih efektif dari metode CPT.

Kata kunci : wavelet, cosinus paket, analisa image wajah digital.

### **1. PENDAHULUAN**

Sebelum dikembangkan wavelet para ilmuwan menggunakan deret Fourier untuk menganalisa sinyal. Namun ditengah perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi, cara ini dirasa kurang efektif karena di dalam dunia riil, sinyal yang dianalisa biasanya bukan merupakan sinyal periodik sederhana, tetapi merupakan sinyal-sinyal lokal, seperti sinyal bunyi, sinyal elektromagnetik dan lain-lain. Sinyal-sinyal seperti ini tidak mudah didekati oleh deret Fourier karena memerlukan koefisien Fourier yang sangat banyak, sehingga tidak efektif.

Salah satu aplikasi deret Fourier dan wavelet untuk menganalisa image, seperti analisa image wajah dan sidik jari dalam bidang kriminal, serta analisa magnetik resonansi (MR) image brain dalam bidang kedokteran.

Dalam analisa image wajah, misalkan ada seorang pelaku tindak pidana kelas kakap yang telah teridentifikasi dan diduga melarikan diri ke suatu daerah/ negara lain , kemudian kepolisian akan bekerja sama dengan kepolisian daerah / negara lain untuk memburu pelaku kejahatan. Kepolisian akan mengirimkan image wajah buronan ke daerah / negara tsb. melalui suatu media misalnya melalui satelit. Dalam perjalanan pengiriman image melalui suatu media tentu saja ada gangguan (noise) yang disebabkan faktor-faktor tertentu misalnya cuaca atau yang lain, yang akan mempengaruhi kualitas image sehingga image yang diterima akan terjadi penyimpangan dari image aslinya. Untuk mendapatkan image yang sesuai dengan aslinya maka penyimpangan tersebut harus dihilangkan. Dalam usaha menghilangkan penyimpangan image tersebut, tentu ada sebagian informasi yang hilang sehingga image yang diperoleh tidak dapat sama persis dengan aslinya. Dengan transformasi wavelet akan memperkecil informasi yang hilang sehingga image yang diterima akan mendekati image aslinya.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan di atas, maka timbul permasalahan bagaimana menentukan image wajah terbaik dari image wajah yang telah mengalami penyimpangan (gangguan).

Menentukan image dari image yang telah terjadi penyimpangan ekuivalen dengan mencari estimator fungsi regresi dalam statistik. Berdasarkan  $n$  data pengamatan independen  $\{(X_i, Y_i)\}_{i=1}^n$  dapat dicari estimator dari fungsi regresi  $f$  yang memenuhi model

$$Y_i = f(X_i) + \epsilon_i,$$

(1)

$i = 1, 2, \dots, n$ , dengan  $\epsilon_i$  variabel galat random independen yang mempunyai mean 0 dan varian  $\sigma^2$ . Salah satu ukuran kebaikan estimator dari  $f$  dapat dilihat dari tingkat

kesalahannya. Semakin kecil tingkat kesalahannya semakin baik estimasinya. Suatu ukuran kesalahan dapat dilihat dari IMSE (Integrated Mean Squared Error ) atau MSE (Mean Squared Error).

Untuk mencari estimator fungsi  $f$ , Eubank (1988) memperkenalkan estimator Fourier yang merupakan deret dengan basis fungsi konstan, sinus, dan cosinus. Kemudian, Hall dan Patil (1995, 1996) serta Odgen (1997) mengembangkan estimator deret Fourier menjadi estimator wavelet. Suparti (1999) mencari konvergensi estimator deret Fourier untuk fungsi mulus dan diperoleh konvergensi  $IMSE \approx n^{-1}J$ . Untuk estimator fungsi mulus dengan menggunakan wavelet linier mempunyai konvergensi IMSE yang lebih baik dari estimator deret Fourier (Suparti dan Subanar, 2000). Sedangkan menurut Donoho *et. al.* (1996), kecepatan konvergensi estimator non linier lebih cepat dari estimator linier, berarti estimator non linier lebih baik dari pada estimator linier. Beberapa metode telah dikembangkan dalam analisa image digital, diantaranya metode cosinus Fourier (DCT) dan metode wavelet (DWT). Dalam analisa image, metode DWT lebih efektif dari metode DCT. Selanjutnya metode DWT dikembangkan menjadi metode wavelet paket (WPT) dan metode DCT dikembangkan menjadi metode cosinus paket (CPT) (Bruce dan Gao (1996)). Dalam penelitian ini penulis menyelidiki keefektifan antara metode CPT yang merupakan pengembangan metode DCT dan metode DWT dalam analisa image wajah digital.

Tujuan penelitian ini menentukan image wajah terbaik dari image wajah yang telah mendapatkan noise ( gangguan ) dengan pengembangan menggunakan metode lama (CPT) dan metode baru (DWT) serta membandingkan hasilnya berdasarkan besarnya MSE. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan sumbangan pemikiran dalam pelacakan pelaku tindak kriminal dengan mencocokkan image wajah seseorang menjadi lebih akurat.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan kajian literatur yang kemudian dikembangkan dengan simulasi menggunakan software S+Wavelets. Dalam penelitian ini dilakukan simulasi tentang image wajah seseorang, kemudian image tersebut diberikan suatu noise (gangguan) sehingga imagenya menyimpang dari image aslinya. Selanjutnya dari image yang telah mendapat noise dicari koefisien cosinus paket dan koefisien wavelet (dalam hal ini dicari transformasi cosinus paket (CPT) dan transformasi wavelet diskrit (DWT)). Dari koefisien CPT dan DWT yang telah dihitung, direkonstruksi image menggunakan sejumlah koefisien CPT dan DWT terbesar. Kemudian dilakukan perbandingan antara image hasil rekonstruksi dengan image aslinya serta perbandingan besar MSE antara metode CPT dan DWT.

**Deret Wavelet.** Fungsi wavelet pertama kali diperkenalkan oleh Haar tahun 1910. Jenis wavelet dibedakan menjadi 2 yaitu wavelet induk  $\Psi$  dan wavelet bapak  $\phi$  yang keduanya melahirkan seluruh keluarga wavelet  $\Psi_{j,k}(\mathbf{x}) = 2^{j/2} \Psi(2^j \mathbf{x} - \mathbf{k})$  dan  $\phi_{j,k}(\mathbf{x}) = 2^{j/2} \phi(2^j \mathbf{x} - \mathbf{k})$ . Kemudian Daubechies (1992) mengembangkan wavelet Haar menjadi wavelet Daubechies, wavelet simetris dan coiflet. Dalam analisa image digunakan wavelet 2 dimensi (wavelet 2-D) yang merupakan pengembangan wavelet 1-D.

Hall dan Patil (1995,1996) serta Odgen (1997) mendekomposisi sembarang fungsi  $f \in L^2(\mathbb{R})$  ke dalam basis wavelet ortonormal,

$$f(x) = \sum_k c_{j_0,k} \phi_{j_0,k} + \sum_{j \geq j_0} \sum_k d_{j,k} \Psi_{j,k}$$

(2)

dengan  $c_{j_0,k} = \langle f, \phi_{j_0,k} \rangle$  dan  $d_{j,k} = \langle f, \Psi_{j,k} \rangle$ .

Jika ada sekumpulan data independen  $\{(X_i, Y_i)\}_{i=1}^n$ , dengan  $n = 2^m$ ,  $m$  bilangan bulat positif dan mempunyai model (1) dan  $X_i$  rancangan titik reguler pada ruang  $[0,1]$  dengan  $X_i = i/n$ , maka estimator regresi wavelet non linier dengan nilai ambang  $\lambda$  adalah

$$\hat{f}_\lambda(x) = \sum_k \hat{c}_{j_0,k} \phi_{j_0,k}(x) + \sum_{j \geq j_0} \sum_{k=0}^{2^j-1} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \partial_\lambda \left( \frac{\sqrt{n} \hat{d}_{j,k}}{\sigma} \right) \psi_{j,k}(x) \quad (3)$$

dengan  $\hat{c}_{j_0,k} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i \phi_{j_0,k}(X_i)$ ,  $\hat{d}_{j,k} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i \psi_{j,k}(X_i)$  dan  $\partial$  merupakan fungsi ambang.

Pengembangan fungsi satu dimensi menjadi dua dimensi  $f(x,y)$  telah dilakukan oleh Vidakovic (1999), yaitu jika  $f \in L^2(\mathbb{R}^2)$  maka  $f$  dapat representasikan sebagai:

$$f(x,y) = \sum_{k,l} c_{j_0,k,l} \phi_{j_0,m,n}(x,y) + \sum_{j \geq j_0} \sum_{k,l} d_{j,k,l}^v \psi_{j,k,l}^v(x,y) + \sum_{j \geq j_0} \sum_{k,l} d_{j,k,l}^h \psi_{j,k,l}^h(x,y) + \sum_{j \geq j_0} \sum_{k,l} d_{j,k,l}^d \psi_{j,k,l}^d(x,y), \quad (4)$$

dengan fungsi wavelet :

$$\begin{aligned} \phi_{j_0,k,l}(x,y) &= 2^{j_0} \phi(2^{j_0}x - k, 2^{j_0}y - l), \quad \psi_{j,k,l}^v(x,y) = 2^j \psi^v(2^jx - k, 2^jy - l), \\ \psi_{j,k,l}^h(x,y) &= 2^j \psi^h(2^jx - k, 2^jy - l), \quad \psi_{j,k,l}^d(x,y) = 2^j \psi^d(2^jx - k, 2^jy - l), \end{aligned}$$

dan koefisien wavelet:

$$\begin{aligned} c_{j_0,k,l} &= \iint \phi_{j_0,k,l}(x,y) f(x,y) dx dy, \quad d_{j,k,l}^v = \iint \psi_{j,k,l}^v(x,y) f(x,y) dx dy, \\ d_{j,k,l}^h &= \iint \psi_{j,k,l}^h(x,y) f(x,y) dx dy, \quad d_{j,k,l}^d = \iint \psi_{j,k,l}^d(x,y) f(x,y) dx dy. \end{aligned}$$

Transformasi wavelet diskrit (DWT) merupakan koefisien wavelet dengan data (fungsi  $f$ ) diskrit.

**Deret cosinus paket.** Transformasi cosinus Fourier (FCT) dari sinyal (fungsi)  $f(x)$  didefinisikan sebagai,

$$g(\omega) = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \int_0^\infty f(x) \cos(\omega x) dx \quad (5)$$

Sedangkan transformasi cosinus diskrit (DCT) merupakan bentuk diskrit dari (5). Pada transformasi cosinus diskrit tidak dilokalisasi dalam waktu sehingga tidak dapat memberikan informasi tentang kelakuan lokal dari sinyal seperti adanya lompatan (diskontinuitas). Untuk mendapatkan informasi tentang kelakuan lokal dari fungsi dapat dilakukan dengan cara membagi sinyal ke dalam blok-blok dan menganalisisnya setiap blok secara terpisah. Cara ini yang kemudian dikenal dengan nama blok DCT.

Transformasi cosinus paket (CPT) merupakan generalisasi dari transformasi cosinus diskrit (DCT). Seperti halnya blok DCT, transformasi cosinus paket (CPT) didasarkan pada fungsi cosinus yang dilokalisasi dalam waktu. Perbedaan antara CPT dan blok DCT terletak pada fungsi basis yang digunakan. Pada CPT digunakan basis fungsi mulus sedangkan pada blok DCT digunakan fungsi diskontinyu. Basis fungsi cosinus paket diperoleh dengan memampatkan fungsi cosinus menuju nol pada interval I menggunakan fungsi tapering (peruncing) atau fungsi bell  $B_I$  (Bruce dan Gao (1996)). Fungsi cosinus paket menurunkan keluarga cosinus paket,  $C_{j,b,k} = 2^{(j+1)/2} B_{j,b}(x) \cos(2^j \pi k(x-b/2^j))$  dengan  $B_{j,b}$  fungsi peruncing pada interval  $[j,b]$ .

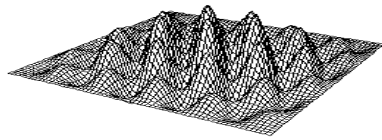
Dalam deret cosinus paket, suatu sinyal  $f(x)$  dinyatakan sebagai jumlahan dari fungsi cosinus paket ortogonal  $C_{j,b,k}(x)$  pada frekuensi, blok dan level berbeda (Bruce dan Gao, 1996),

$$f(x) = \sum_j \sum_b \sum_k c_{j,b,k} C_{j,b,k}(x)$$

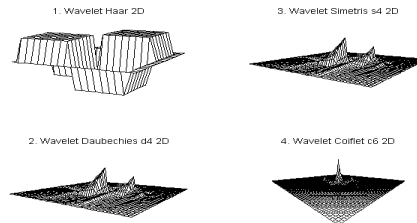
(6)

dengan koefisien cosinus paket  $c_{j,b,k} = \int C_{j,b,k}(x) f(x) dx$

Dalam analisa image dengan metode CPT dan metode DWT digunakan fungsi cosinus paket dan fungsi wavelet 2-D. Berikut diberikan contoh fungsi cosinus paket dan fungsi wavelet 2-D.



**Gb. 1: Fungsi cosinus paket 2-D,  $C_{5,3}(x,y)$**



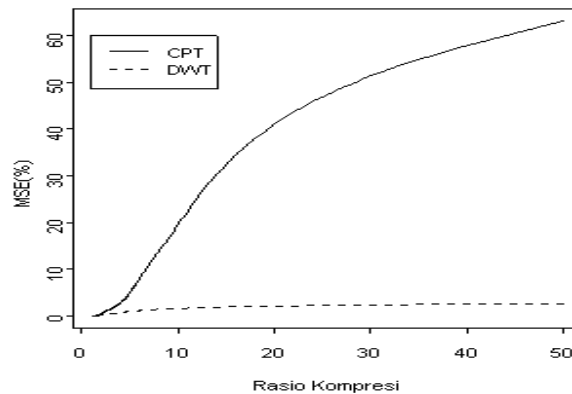
**Gb.2: Fungsi wavelet 2-D**

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut ini diberikan simulasi analisa image wajah dengan metode cosinus paket (CPT) dan metode wavelet (DWT) dengan bantuan software S+Wavelets. Pertama, diberikan image wajah digital dari seseorang (gb.4). Selanjutnya gambar 4 tersebut diberikan sejumlah noise sehingga terjadi penyimpangan dari image aslinya (gb.5). Dari gambar 5 selanjutnya dihitung koefisien cosinus paket (CPT) dan koefisien wavelet (DWT). Kemudian dilakukan rekonstruksi image menggunakan sejumlah koefisien CPT dan DWT terbesar serta dihitung besar MSE hasil rekonstruksi dari kedua metode tersebut. Kebaikan hasil analisa dapat dilihat secara visual maupun dari besarnya MSE. Secara visual dapat dilihat dari kemiripan antara image aslinya dengan image hasil rekonstruksi. Sedangkan berdasarkan besar MSE, semakin kecil MSE semakin baik analisisnya. Biasanya dalam dunia nyata image aslinya tidak diketahui, karena yang ditangkap hanya image yang telah terjadi penyimpangan. Jadi akan sangat membantu jika digunakan MSE sebagai penentuan image terbaik. Besar MSE dari rekonstruksi image didasarkan pada K koefisien terbesar oleh Bruce dan Gao (1996) diberikan fungsi konsentrasi energi  $E_x(K) =$

$$\frac{\sum_{i=1}^K x_{(i)}^2}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \text{ dengan } x_{(i)} \text{ nilai koefisien terbesar ke } i \text{ . Pada simulasi ini, grafik}$$

perbandingan MSE dari rekonstruksi image diberikan pada gambar 3 berikut.



**Gambar 3: Perbandingan MSE antara metode CPT dan DWT**

Dari gambar 3 terlihat bahwa perbandingan besar MSE terhadap rasio kompresi pada metode DWT secara seragam lebih kecil dari metode CPT. Ini menunjukkan bahwa metode DWT lebih efektif dari metode CPT. Pada simulasi hingga rasio kompresi 50:1, besar prosentase MSE maksimum pada metode DWT kurang dari 10% sedangkan pada metode CPT, prosentase MSE maksimum lebih dari 60 %. Secara visualisasi, jika dibandingkan image aslinya, rekonstruksi image menggunakan 25% koefisien CPT dan DWT terbesar (rekonstruksi image dengan rasio kompresi 4:1) terlihat bahwa image dengan metode DWT lebih jelas dari metode CPT (gambar 6 dan 7). Sedangkan rekonstruksi image terbaik dengan metode CPT dan DWT diberikan pada gambar 8 dan gambar 9. Pada gambar 8 dan 9 ini, rekonstruksi menggunakan rasio kompresi 1:1. Pada rasio kompresi ini, besar MSE antara metode CPT dan DWT sama sehingga imagenya juga hampir sama.

#### **4. KESIMPULAN DAN SARAN**

Dari hasil pembahasan di atas dapat disimpulkan bahwa dalam analisa image wajah digital, metode DWT lebih efektif dari metode CPT.

Agar diperoleh hasil visual yang optimal dan meyakinkan perlu ditunjang peralatan yang memadai, yaitu dengan monitor dan alat pencetak yang mempunyai resolusi tinggi.



**DAFTAR PUSTAKA**

1. Bruce,A. and Gao,Hong-Ye, *Applied Wavelet Analysis with S-PLUS*, Springer, New York,1996.
2. Daubechies, I., *Ten Lectures on Wavelets*,Capital City Press, Philadelphia, 1992.
3. Donoho, D.L., Johnstone,I.M., Kerkyacharian, G. and Picard, D. , *Density Estimation by Wavelet Thresholding*, The Annals of Statistics, Vol. 24, No. 2, 1996, hal.508-539.
4. Eubank,R.L., *Spline Smoothing and Nonparametric Regression*, Marcel Dekker.Inc, New York, 1988.
5. Hall,P. and Patil,P., *On Wavelet Methods for Estimating Smooth Functions*, Bernoulli 1(1/2), 1995, hal. 041-058.
6. Hall,P. and Patil,P., *On the Choice of Smoothing Parameter, Threshold and Truncation in Nonparametrik Regression by non-linier Wavelet Methods*,J.R.Statist.Soc.B 58, No.2, 1996, hal. 361-377.
7. Odgen, R.T., *Essential Wavelets for Statistical Applications and Data Analysis*, Birkhauser, Boston,1997.
8. Suparti, *Estimasi Fungsi Mulus dengan Metode Wavelet*,(Tesis S-2), 1999.
9. Suparti dan Subanar (2000), *Estimasi Regresi dengan Metode Wavelet Shrinkage*, Jurnal Sains & Matematika ,Volume 8, Nomor 3, Juli 2000.
10. Vidakovic,B, *Statistical Modeling by Wavelets*, John Wiley&Sons,Inc.,New York, 1999.

